



## ارزیابی ترکیب ANFIS با تبدیل موجک برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی

علی اسکندری<sup>۱</sup>, فرشاد فرامرزیان یاسوج<sup>۲</sup>, اباذر سلگی<sup>۳</sup> و حیدر زارعی<sup>۴</sup>

- ۱- مری گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بوشهر، ایران  
 ۲- دانش آموخته کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز  
 ۳- دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز  
 (abazar\_solgi@yahoo.com)  
 ۴- دانشیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز  
 تاریخ پذیرش: ۹۶/۹/۲۸  
 تاریخ دریافت: ۹۷/۲/۲۸

### چکیده

یکی از فاکتورهای مهم در مدیریت صحیح در هر زمینه‌ای داشتن یک دید و نگرش مناسب از اتفاقات آینده در آن زمینه است. در مدیریت منابع آب و محیط زیست این امر مستثنی نبوده و آگاهی از وضعیت منابع آب در یک منطقه نقش تعیین‌کننده‌ای در برنامه‌ریزی‌های آبی و کشاورزی آن دارد. در این تحقیق از مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) برای پیش‌بینی ماهانه سطح آب زیرزمینی حوضه دالکی در استان بوشهر در یک دوره ۱۲ ساله (۱۳۹۲-۱۳۸۱) استفاده شد. به منظور بهبود نتایج این مدل، از تبدیل موجک استفاده شد و سیگنال اصلی به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شد و به عنوان ورودی به مدل ANFIS وارد شد تا مدل ترکیبی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی-موجک (WANFIS) حاصل گردد. برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از ۵ چاه مشاهده‌ای با متغیرهای رقوم سطح آب زیرزمینی، بارش، تبخیر و دما استفاده شد. نتایج بیانگر این بود که مدل ترکیبی WANFIS دارای عملکرد بهتری از مدل ANFIS بوده است. همچنین مشاهده شد که مدل ترکیبی در برآورد نقاط حدی عملکرد بهتری داشته است. بهطور کلی این شیوه استفاده از نظریه موجک باعث افزایش عملکرد تا ۱۴ درصد شده است. در پایان سطح آب زیرزمینی برای یک سال آتی با مدل برتر برآورد گردید. نتایج حاصل از پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی حاکی از افزایش عمق دسترسی به آب زیرزمینی در منطقه دالکی داشته است و این مسئله با توجه به اثراتی که بر روی منابع آب و محیط زیست منطقه دارد به عنوان یک هشدار برای مسئولین منطقه مطرح می‌باشد.

**واژه‌های کلیدی:** مدل ترکیبی، تبدیل موجک، سطح آب زیرزمینی، حوضه دالکی، مدل‌سازی و پیش‌بینی

حاصل از این مدل با مدل‌های ANN و ARIMA مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل WANN برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دقیق‌تر از مدل‌های ANN و ARIMA می‌باشد. فلاح‌مهدی‌پور و همکاران (۴) پیش‌بینی و شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی بوسیله برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) را برای ۳ چاه مشاهده‌ای در کرج ایران انجام دادند. نتایج حاصل از این مدل با مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل از این مدل با مدل GP یک همکاران (۱۹) پیش‌بینی و شبیه‌سازی توسط روش GEP می‌باشد. این روش در تعیین سطح آب زیرزمینی می‌باشد. شیری و همکاران (۱۹) پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی را با اثرات هواشناسی با مطالعه تکنیک‌های مختلف ANN، ANFIS، SVM، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و برنامه‌ریزی بیان GEP (GEP) مورد بررسی قرار دادند. براساس نتایج مشخص شد که مدل GEP عملکرد بهتری نسبت به روش‌های دیگر داشته است.

سوریانارایانا و همکاران (۲۱) یک ترکیب ماشین بردار پشتیبان یکپارچه-موجک<sup>۱</sup> (WA-SVR) را برای پیش‌بینی نوسانات ماهانه سطح آب زیرزمینی در ویشاکاپاتنام، هند مورد استفاده قرار دادند. مدل‌های ANN، WA-SVR و ARIMA با هم مقایسه شدند. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان یکپارچه-موجک نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی عملکرد بهتری دارد. موسوی و همکاران (۹) بهینه‌سازی مدل‌های ترکیبی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی-موجک<sup>۲</sup> (WANFIS) و WANN

**مقدمه**  
 آگاهی از نوسانات سطح آب زیرزمینی در کشور ایران به دلیل استفاده بیش از حد از منابع آب زیرزمینی یک امر مهم و اساسی تلقی می‌شود. با توجه به شرایط کم‌آبی ایران، نزوم بررسی این امر باید بیش از پیش مورد توجه قرار بگیرد. تاکنون مدل‌های زیادی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های سری زمانی تجربی و مدل‌های فیزیکی اشاره کرد (۵). مدل‌های فیزیکی نیز در عمل به داده‌های زیادی برای شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی نیاز دارند و از آنجاکه روابط بین متغیرهای مؤثر بر سطح آب زیرزمینی احتمالاً غیرخطی می‌باشد مدل‌های فوق در ارائه رابطه بین این متغیرها نیز نمی‌توانند به خوبی عمل کنند (۱۲). در رابطه با پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی تحقیقاتی صورت پذیرفته است که در زیر به این موارد اشاره خواهد شد:

ترکیب آنالیز موجک و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی شهر پکن و دبی رودخانه یانگ تسه استفاده شده است (۲۳). مدلی بر پایه شبکه عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> (ANN) برای پیش‌بینی فضایی زمانی سطح آب زیرزمینی در آکیفر چندلایه تبریز ارائه شده است. راندان STANN<sup>۴</sup> با دو مدل ترکیبی NG<sup>۵</sup> و TSG<sup>۶</sup> مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل STANN نتایج قابل قبولی ارائه داد (۱۲). آداموسکی و چان (۱) یک روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی موجک<sup>۷</sup> (WANN) برای پیش‌بینی نوسانات ماهانه سطح آب زیرزمینی استفاده کردند. در این تحقیق نتایج

1- Artificial neural network

2- Spatiotemporal

3- Spatio-temporal ANN

4- Neural-geostatistics

5- Multivariate time series-geostatistics

6- Wavelet- ANN

7- Autoregressive integrated moving average

8- Genetic programming

9- Adaptive neural fuzzy inference system

10- Support vector machine

11- Gene expression programming

12- Gene expression programming

13- Wavelet support vector regression

14- Wavelet-ANFIS

ژئولوژیکی مختلفی نیاز دارند. در این مدل‌ها شناسایی شرایط مرزی، تعیین داده‌های ورودی، کالیبراسیون و صحبت‌سنگی، دشوار، زمانبر و پرهزینه می‌باشد. به علاوه ترکیب این مدل‌ها با مدل‌های بهینه‌سازی برای یافتن سناریوهای مدیریت آب زیرزمینی بهینه، نیاز به صدها بار اجرای برنامه دارد. اما در این تحقیق سعی شده است با یکی از پیشرفته‌ترین ابزارها برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی یعنی استفاده از تبدیل موجک به صورت ترکیب با مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به بررسی وضعیت سطح آب زیرزمینی در چاههای مشاهده‌ای حوضه دالکی پرداخته شود تا بتوان جهت مدیریت بیشتر آب‌های زیرزمینی گامی مؤثر برداشت.

شهرستان دشتستان با بیش از چهار میلیون اصله نخل و تولید بیش از ۱۲۰ هزار تن خرما، قطب اول تولید محصولات کشاورزی بویژه گندم، سبزی و صیفی، خرما و مرکبات در استان بوشهر است. بنابراین اهمیت آب زیرزمینی در این منطقه باعث گردید، در این مطالعه به بررسی وضعیت آب زیرزمینی دشتستان پرداخته شود.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز دالکی یکی از زیرحوضه‌های خلیج فارس و دریای عمان است که مابین استان‌های فارس و بوشهر واقع شده است در این مطالعه بخشی از حوضه دالکی که در استان بوشهر و شهرستان دشتستان واقع شده است مورد مطالعه گرفته است.

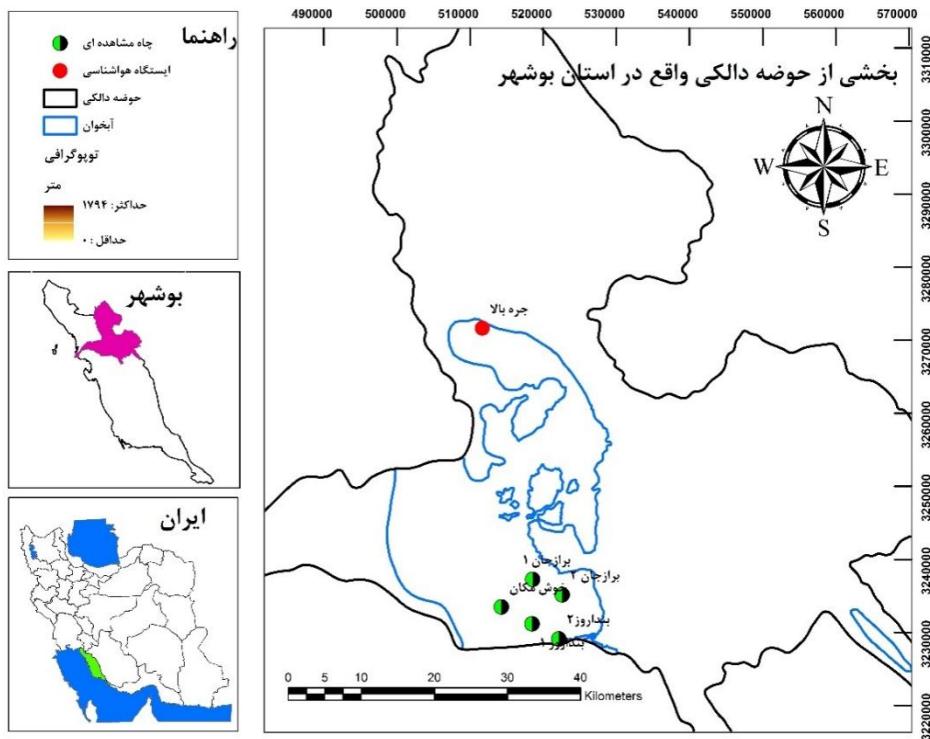
یکی از مشکلات مهم در سطح شهرستان دشتستان و حوضه دالکی، خفر چاههای متعدد و غیرمجاز است که اضافه برداشت آب از این چاهها باعث فقیر شدن سفره‌های زیرزمینی، و منوعه شدن دشت‌های این منطقه شده است. به طوری که بیلان آب زیرزمینی در این شهرستان منفی و با کسری مخزن ۱۴ میلیون مترمکعبی، رتبه نخست را در استان بوشهر دارا می‌باشد. در شکل (۱) نمایی از شهرستان دشتستان و حوضه دالکی و موقعیت چاههای مشاهده‌ای استفاده شده در این تحقیق ارائه شده است. جدول (۱) پارامترهای ماهانه مورد استفاده شده در این تحقیق ارائه شده است همچنین در جدول (۲) مشخصات چاههای مورد استفاده آورده شده است.

بوسیله روش تاگوچی را برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در مشهد انجام دادند. نتایج نشان داد که مدل WANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل WANN دارد.

نورانی و همکاران (۱۵) مدل‌های ANN و ANFIS را برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی مورد استفاده قرار دادند. بعد از کالیبراسیون مدل‌ها، نتایج نشان داد که مدل ANFIS عملکرد بهتری از مدل ANN داشته است. ابراهیمی و رجایی (۳) شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قم را با استفاده از ترکیب موجک با شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی و ماشین بردار پشتیبان، مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه از دو چاه مشاهده‌ای با دوره اماراتی ۱۱ ساله استفاده شد. نتایج نشان داد که ترکیب موجک با رگرسیون خطی با چذربیانگین مربuat خطای ۰/۰۵۸ و ۱۱۰٪ برای چاههای یک و دو دارای بهترین عملکرد بوده است.

نخنی و همکاران (۱۰) مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- موجکی را برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت قروه مورد استفاده قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی- موجک نتایج بهتری از مدل عددی MODFLOW داشته و می‌تواند در زمینه پیش‌بینی سطح آب جایگزین MODFLOW شود. رجایی و زینی‌وند (۱۶) مدل‌سازی تراز آب زیرزمینی را با بهره‌گیری از مدل هیبرید شبکه عصبی مصنوعی- موجک برای دشت شریف‌آباد مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد این مدل تطابق خوبی با مقادیر مشاهداتی داشته است. رمضانی چرمینه و ذونعمت کرمانی (۱۷) روش‌های رگرسیون بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و رگرسیون خطی چندمتغیره را به منظور پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد مورد بررسی قرار دادند. آنها در این مطالعه ابراز داشتند که مدل رگرسیون بردار پشتیبان با کرنل RBF نتایج بهتری داشته است. افزونی و زارع ایانه (۲) مدل‌سازی و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی را با مدل‌های سری زمانی در دشت‌های استان همدان انجام دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که کمترین ضریب همبستگی پیروسون و بیشترین مقدار خطا برای دشت همدان- بهار بدست آمد.

همان‌طوری که قبل اشاره گردید مدل‌های فیزیکی برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی نیازمند اطلاعات زیادی هستند، مدل‌های عددی نیز به پارامترهای هیدرولوژیکی و



شکل ۱- موقعیت چاههای حوضه دالکی  
Figure 1. Location of Dalki basin wells

جدول ۱- متغیرهای ماهانه هواشناسی در دوره آماری (۱۳۹۲-۱۳۸۱)

Table 1. Meteorological monthly variables in period (2002- 2013)

نام ایستگاه	کد ایستگاه	متغیر اقلیمی	میانگین	حداکثر	حداقل	مشخصات جغرافیایی		ارتفاع از سطح دریا (متر)
						عرض	طول	
جره بالا	۲۳-۰۱۱	بارش (میلی متر)	۲۱/۰۶	۲۵-۰۰	۰/۰	۲۹° ۳۴' ۲۸"	۵۱° ۰' ۷" ۱۴"	۱۰۶
		دما (درجه سانتی گراد)	۲۵/۴۶	۳۷/۰۰	۰/۰			
		تبخیر (میلی متر)	۳۱۷/۷۲	۷۵۴/۲۰	۰/۰			

جدول ۲- مشخصات چاههای مورد استفاده در این تحقیق

Table 2. Characteristics of wells used in this study

چاه	نام چاه	متغیر	میانگین	حداکثر	حداقل	مقیاس ماهانه			ارتفاع از سطح دریا (متر)
						عرض	طول	مشخصات جغرافیایی (درجه، دقیقه، ثانیه)	
۱	خوش مکان	سطح آب زیرزمینی (متر)	۴/۹۳	۶	۰/۰	۲۹° ۱۳' ۴۹"	۵۱° ۰' ۸" ۴۹"		۳۴
۲	بنداروز	سطح آب زیرزمینی (متر)	۹/۸۰	۱۱/۹۸	۰/۰	۲۹° ۱۲' ۳۳"	۵۱° ۱' ۲۵"		۵۰
۳	بنداروز	سطح آب زیرزمینی (متر)	۲۶/۳۳	۲۹/۷۱	۰/۰	۲۹° ۱۱' ۲۵"	۵۱° ۱۳' ۴۱"		۷۲
۴	برازجان	سطح آب زیرزمینی (متر)	۶/۵۶	۹/۵۶	۰/۰	۲۹° ۱۵' ۵۱"	۵۱° ۱' ۲۷"		۴۵
۵	برازجان	سطح آب زیرزمینی (متر)	۵۶/۳۰	۵۹/۸۹	۰/۰	۲۹° ۱۴' ۴۲"	۵۱° ۱۳' ۵۷"		۹۹

(۱)

$$y = 0.5 + (0.5 \times \left( \frac{x - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}} \right))$$

به علت اینکه وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقیقت می‌شود از روش استانداردسازی داده‌ها استفاده شده است. با روش استانداردسازی هر عدد تبدیل به عددی بین صفرتا ۱ می‌شود (۱۸). با توجه به پیشنهاد سلگی (۲۰) از رابطه (۱) برای نرمال‌سازی (استانداردسازی) استفاده شده است.

مجموعه مرجع  $\{x \in X\}$  به صورت یک نگاشت  $\rightarrow X : (\mu_f)$  [۰.۰.۰.۰] تعریف می‌شود که در این نگاشت، به ازای هر  $x$  یک عدد در محدوده [۰.۰.۰.۰] تخصیص، داده می‌شود و بیانگر مقداری است که اختصاص داشتن  $x$  را به مجموعه F نشان می‌دهد.

### تعیین نوعتابع عضویت

معروفترین توابع عضویت که در ساختار سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به کار می‌رود در ادامه توضیح داده خواهد شد. ساده‌ترین توابع عضویت با استفاده از خطوط مستقیم شکل می‌گیرند. تابع عضویت مثلثی ساده‌ترین تابع عضویت است که با نام Trimpf معرفی می‌گردد. این تابع چیزی بیش از مجموعه‌ای از ۳ نقطه که تشکیل‌دهنده یک مثلث هستند، نیست. تابع عضویت ذوزنقه‌ای Trapmf، در واقع یک منحنی شکسته مثلثی است که قسمت فوقانی آن بریده شده و تحت می‌باشد. خط راست این تابع عضویت، دارای مزیت کاربرد آسان می‌باشد. دو تابع عضویت، منحنی توزیع گوسی را ساخته‌اند که شامل یک منحنی ساده گوسی و یک ترکیب دو طرفه از دو منحنی گوسی متفاوت می‌باشند. این دو تابع Gaussmf و Gauss2mf هستند (۲۲).

تابع عضویت زنگوله‌ای توسط سه پارامتر مشخص تعیین یافته است و با نام تابع Gbellmf شناخته می‌شود. تابع عضویت زنگوله‌ای یک پارامتر آزاد تنظیم شده باشد، می‌تواند به یک مجموعه غیرفازی دست یابد. تابع عضویت زنگوله‌ای و گوسی به دلیل نرمی و حالت فشرده‌شان، توابع عضویت توانمندی برای آموزش دادن شبکه استنتاج فازی عصبی تطبیقی می‌باشند. هر دوی این منحنی‌ها مزایای نرم شدن و غیر صفرشدن در تمام نقاط را دارند (۲۲).

هر چند توابع عضویت گوسی و زنگوله‌ای به حالت کشیده دست پیدا می‌کنند، اما قادر به تعیین برخی نیازهای خاص و مهم توابع انتقال نامتقارن نیستند. تابع عضویت دیگر است که از سمت راست یا چپ به صورت باز Sigmoidal تعریف می‌شود. تابع عضویت نامتقارن و بسته (که به سمت چپ یا راست باز نیستند) توسط دو تابع Sigmoіdal ساخته می‌شوند. بنابراین علاوه بر Sigmf اصلی، اختلاف بین تابع Sigmoidal به نام‌های Dsigmf و ضرب دو تابع Psigmf مشهور می‌باشد و تابع عضویت منحنی Pi نیز به خاطر شکل ظاهری اش به این نام شناخته می‌شود (۲۲). در شکل (۲) شکل ظاهری انواع توابع عضویت ارائه شده است.

در این روابط x داده مورد نظر،  $\bar{x}$  میانگین داده‌ها،  $x_{\max}$  حداکثر داده‌ها،  $x_{\min}$  حداقل داده‌ها و y داده استاندارد شده می‌باشد.

### سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)

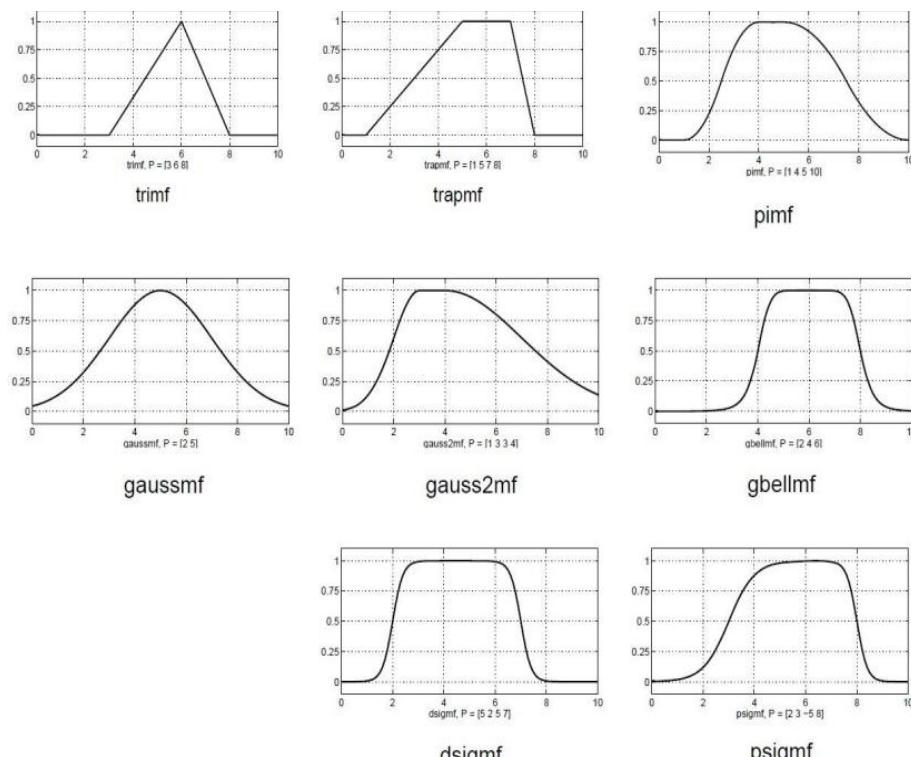
پروفسور ژانگ و همکاران در سال ۱۹۹۷ مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی را ارائه کردند که قابلیت ترکیب توانایی دو روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی را داشت.

این روش به طور عملی در زمینه مهندسی توسعه یافته است. براساس نظریه بهینه فازی، شبکه‌های عصبی فازی جدید برای پیش‌بینی رواناب معرفی شده است (۶). سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند و همچنین با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددي یک شبکه عصبی، در مدل سازی فرآیندهایی همچون هیدرولوژی، هیدرولوژی، هیدرولوژی، مدیریت مخازن و برآورد بار رسوب معلق بسیار قدرتمند می‌باشد (۷،۸). مدل فازی عصبی تطبیقی براساس تغییر در میزان مقادیر و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف جهت رسیدن به شبکه مناسب براساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند. در مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی از روش استنتاجی تاکاگی سوگنو استفاده می‌شود. زمانی عمل شبیه‌سازی به درستی استفاده شده است که تمامی پارامترهای مؤثر در ساختار مدل طوری تعیین گردند که مقدار خطای مدل به حداقل مقدار خود برسد و همچنین مقادیر کارابی، بیشترین مقدار را داشته باشند. تعداد و نوع ورودی‌ها، شکل توابع عضویت<sup>۱</sup> از عوامل مؤثر بر مدل نروفازی می‌باشد (۶).

### تابع عضویت

تابع عضویت یک مجموعه فازی، تعیین یافته تابع مشخصه در مجموعه‌های کلاسیک است. در منطق فازی این تابع نشان‌دهنده درجه حقیقت به عنوان بسطی از ارزیابی است. درجه حقیقت معمولاً با احتمالات اشتباه گرفته می‌شود، گرچه این‌ها دو مفهوم جداگانه هستند زیرا حقیقت فازی نشان، دهنده عضویت در مجموعه‌هایی است که به طور مبهم تعریف شده‌اند و احتمال رخداد با شرایطی خاص نمی‌باشد. تابع عضویت اولین بار در مجموعه‌های فازی توسط لطفی زاده معرفی گردید (۲۴).

برای هر متغیر، رابطه‌ای بروای بیان، توزیع صحبت<sup>۲</sup> آر، متغیر تعريف می‌شود. از نظر تئوری، یک مجموعه فازی F از یک



شکل ۲- توابع عضویت

Figure 2. Membership Functions

(۲)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)d(t) = 0$$

از انواع موجک‌های مادر که برای آنالیز سیگنال استفاده می‌شوند می‌توان به موجک Morlet، Haar، Sym، Meyer، Daubechies(db) ... اشاره کرد. (۸) با استفاده از تأخیر و تغییر مقیاس موجک مادر از فرمول زیر حاصل می‌گردد.

$$(3) \quad \psi_{(a,b)}(t) = |a|^{-0.5} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in R, b \in R, a \neq 0$$

### ساختارهای مختلف جهت مدل سازی

با توجه به پارامترهای ورودی ۷ نوع ترکیب مختلف مطابق جدول (۳) مورد بررسی قرار گرفت. پارامترهای  $H_t, P_t, T_t, E_t$  به ترتیب تبخیر، دما، بارش و سطح آب زیرزمینی در دوره زمانی ماهانه و تریتیب تبخیر، دما، بارش و سطح آب زیرزمینی در ماههای گذشته و  $H_{t+1}$  سطح آب زیرزمینی در ماه آتی می‌باشد. با توجه به نتایج تحلیل حساسیت صورت گرفته، تعداد تأخیر گام‌های زمانی برابر با دو در نظر گرفته شد.

برای اجرای مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی از نرم افزارهای Microsoft Excel و Matlab(R2013a) و 2013 استفاده شده است.

### تبدیل موجک

به هر کمیت متغیر در زمان یا مکان که قابل اندازه‌گیری باشد، سیگنال گویند. برای تحلیل سیگنال‌ها، مبدل‌های ریاضی مورد استفاده قرار می‌گیرند تا بتوان اطلاعاتی را که از سیگنال‌های خام به آسانی قابل دسترس نیست، به دست آورد. تبدیل موجک یکی از تبدیل‌های ریاضی کارآمد در زمینه پردازش سیگنال است. تبدیل موجک تبدیلی است که سیگنال را به یک مجموعه از توابع اساسی سیگنال تجزیه می‌کند و در حقیقت یک مجموعه تابع اساسی از تأخیر و تغییر در مقیاس موجک مادر بدست می‌آید. مزیت مهم تبدیل موجکی این است که اطلاعات زمان و فرکانس را به طور مؤثری از سیگنال متغیر در زمان استخراج می‌کند. تابع موجک  $\psi(t)$  موجک مادر نامیده می‌شود که دارای سه مشخصه تعداد نوسان محدود، بازگشت سریع به صفر در هر دو جهت مثبت و منفی در دامنه خود و میانگین صفر است (این سه ویژگی شرط لازم برای این است که تابعی بتواند به عنوان تبدیل موجکی عمل کند) که شرط مقبولیت نامیده می‌شود. تابع موجک  $\psi(t)$  به شکل ریاضی زیر تعریف می‌شود (۸).

جدول ۳- جزئیات ترکیب‌های مختلف مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی

Table 3. Details of combinations of ANFIS model

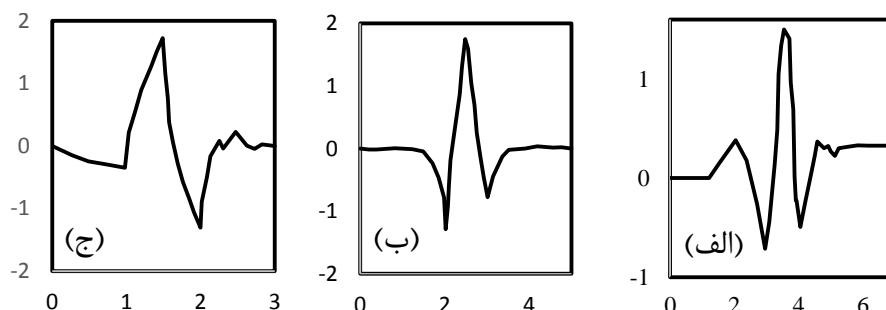
ترکیب	ورودی	خروجی
۱	$H_{t-2}, H_{t-1}, H_t$	$H_{t+1}$
۲	$P_{t-2}, P_{t-1}, P_t$	$H_{t+1}$
۳	$T_{t-2}, T_{t-1}, T_t$	$H_{t+1}$
۴	$E_{t-2}, E_{t-1}, E_t$	$H_{t+1}$
۵	$H_t, P_t, T_t, E_t$	$H_{t+1}$
۶	$H_{t-1}, H_t, P_{t-1}, P_t, T_{t-1}, T_t, E_{t-1}, E_t$	$H_{t+1}$
۷	$H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, P_{t-2}, P_{t-1}, P_t, T_{t-2}, T_{t-1}, T_t, E_{t-2}, E_{t-1}, E_t$	$H_{t+1}$

موجک‌های مادر مختلف و توجه به نکته گفته شده در بالا ۳ تابع موجک زیر انتخاب شدند (شکل ۳). بدین منظور ابتدا برای هر یک از انواع موجک‌ها شامل: موجک Coif1، موجک Db2، موجک Db4 با درجات مختلف تجزیه و برای توابع عضویت مختلف برنامه اجرا شد.

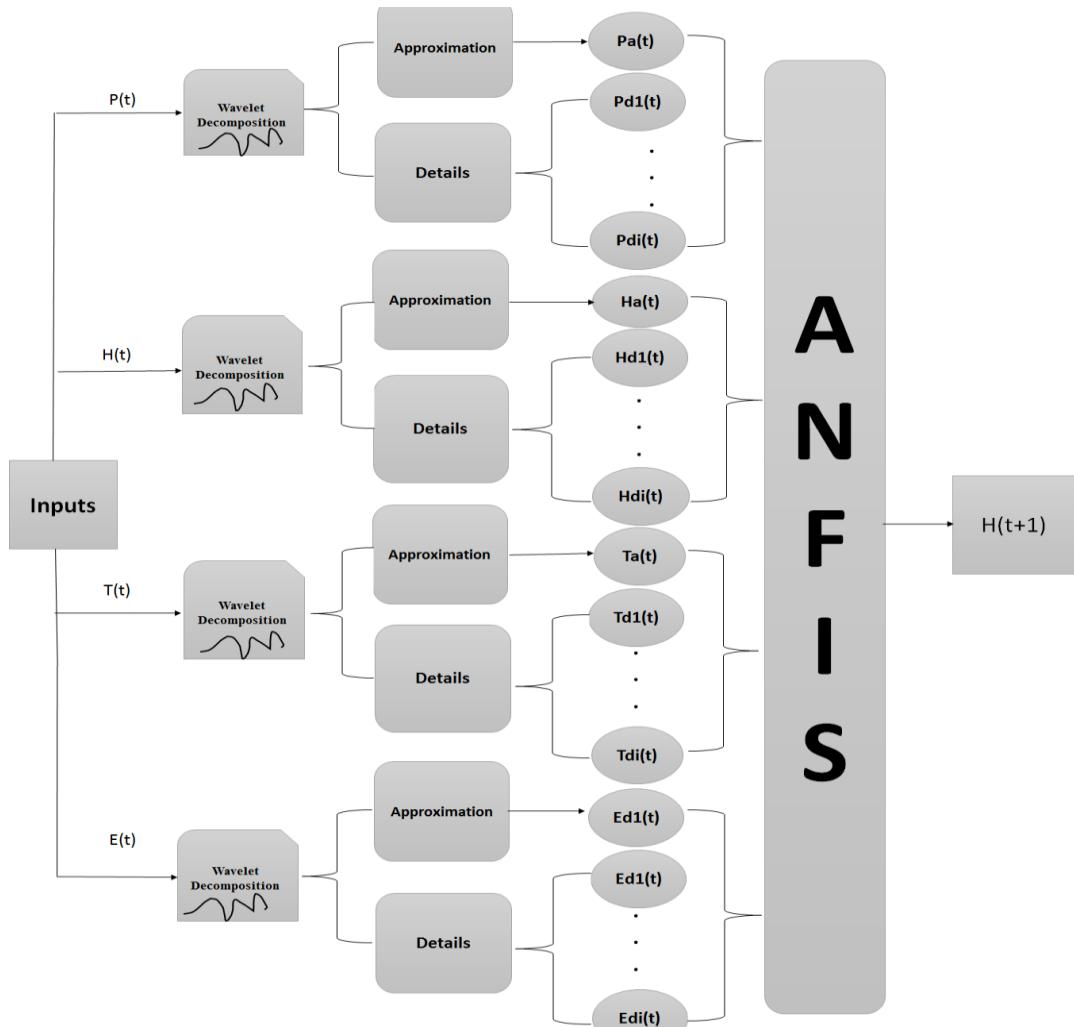
#### مدل ترکیبی

برای ترکیب سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی و تبدیل موجک الگوی شکل (۴) طراحی گردیده که نحوه ورود داده‌ها و خروجی به صورت شماتیک در آن نشان داده شده است.

برای دستیابی به نتایج حاصل از مدل ترکیبی، ابتدا با استفاده از تبدیل موجک پارامترهای ورودی به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شده سپس زیرسیگنال‌های تجزیه شده به عنوان ورودی به مدل ANFIS وارد شد تا مدل ترکیبی WANFIS حاصل گردد. پس از اجرای متعدد این برنامه و در حالت‌های خاص و مقایسه آن‌ها با یکدیگر، نتایج به دست آمد. یکی از نکات مهم و اساسی در مورد انتخاب موجک‌های مادر، طبیعت رخداد پدیده و نوع سری زمانی آن می‌باشد. لذا الگویی‌هایی از توابع موجک مادر که بتواند به لحاظ شکل هندسی به خوبی بر منحنی سری زمانی منطبق شوند بهتر می‌توانند عمل نگاشت را انجام دهند و نتایج حاصل نیز بهتر خواهد بود. در این تحقیق با توجه به آزمایش



شکل ۳- (الف) تابع موجک db2 (ب) تابع موجک coif1 (ج) تابع موجک 2  
Figure 3. a) Harr wavelet b) Db4 wavelet c) Db2 wavelet



شکل ۴- ساختار شماتیک مدل ترکیبی و نحوه ورود داده‌ها  
Figure 4. Schematic structure of the hybrid model and data entry method

T<sub>di</sub>(t): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های دما.  
 Ea(t): سیگنال تقریب داده‌های بارش.  
 E<sub>d1</sub>(t): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه یک داده‌ای تبخیر.  
 E<sub>di</sub>(t): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌ای تبخیر.  
 تعداد گره‌های لایه ورودی به درجه تجزیه وابسته است.  
 همان‌طوری که در شکل (۴) دیده می‌شود تعداد گره‌های ورودی برای شبکه برابر با  $m^{*(i+1)}$  است که i درجه تجزیه موجک و m تعداد پارامترهای ورودی می‌باشد. به عنوان مثال برای سطح تجزیه ۱ در این تحقیق چون m برابر ۴ است (سطح آب زیرزمینی، بارش، دما و تبخیر) تعداد گره‌های ورودی برابر ۸ می‌باشد. خروجی سطح آب زیرزمینی،  $H_{t+1}$  می‌باشد. بنابراین لایه خروجی یک گره دارد.  
 در این رابطه L درجه تجزیه پیشنهادی و N تعداد سری زمانی اعداد می‌باشد (۴). در این پژوهش با  $L=2$ ,  $N=132$  می‌باشد که برای دقت بیشتر، درجات تجزیه یک تا ۴ مورد بررسی قرار گرفت.

پارامترهایی که در شکل دیده می‌شوند عبارتند از:  
 (۱): سیگنال تقریب داده‌های بارش.  
 (۲): سیگنال جزئیات یا دیتیل در سطح تجزیه یک داده‌ای بارش.  
 (۳): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های بارش.  
 (۴): سیگنال تقریب داده‌های سطح آب زیرزمینی.  
 (۵): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه یک داده‌ای سطح آب زیرزمینی.  
 (۶): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه i داده‌های سطح آب زیرزمینی.  
 (۷): سیگنال تقریب داده‌های دما.  
 (۸): سیگنال دیتیل در سطح تجزیه یک داده‌ای دما.  
 جهت بدست آوردن درجه تجزیه مناسب برای توابع موجک از رابطه پیشنهادی زیر ارائه شد.

$$L = \text{Int}[\log(N)] \quad (4)$$

مدل ANFIS به این صورت که هر یک از ساختارها با توابع عضویت مختلف و تعداد تکرارهای مختلف مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بررسی ترکیب‌ها برای چاه مشاهداتی شماره ۱ به خصوص ترکیب شماره ۱ که فقط از داده‌های سطح آب زیرزمینی استفاده شده است نشان داد بهترین عملکرد مربوط به تابع عضویت Dsigmf با ضریب همبستگی ۰/۷۳۲ و جذر میانگین مربعات خطای ۰/۰۶۲۹ می‌باشد. در ترکیب ۲ و ۳ که به ترتیب از داده‌های بارش و دما استفاده شده است عملکرد مدل با توجه به ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطای بدست آمده ضعیف بوده است. در ترکیب ۴ که از داده‌های تبخیر استفاده شد عملکرد مدل باز ضعیف بوده و این نشان دهنده این مطلب می‌باشد که فقط استفاده از پارامترهای بارش، دما و یا تبخیر به هیچ وجه مناسب نبوده و در نتیجه باید از ترکیب‌هایی که به صورت ترکیبی از پارامترهای ذکر شده می‌باشد استفاده نمود. در ترکیب ۵ که از داده‌های بارش، سطح آب زیرزمینی، دما و تبخیر استفاده شده است عملکرد مدل نسبت به زمان تاخیرهای یک و دو ماهه استفاده شده بود بهتر شد. به همین دلیل در ترکیب ۶ و ۷ باز از همه پارامترها ولی با زمان تاخیرهای یک و دو ماهه استفاده شد تا بتوان مقایسه بهتری جهت دستیابی به ترکیب و ساختار برتر دست یافته. در جدول (۴) بهترین نتیجه هر یک از ترکیب‌های هفت گانه ارائه شده است. براساس این جدول ترکیب ۶ دارای بهترین عملکرد برای مدل ANFIS بوده است و بعد از آن ترکیب ۷ نتیجه بهتری داشته یعنی اینکه افزایش تعداد تأخیرهای زمانی بیشتر از یک گام باعث کاهش عملکرد مدل شده است.

با توجه به اینکه در ارزیابی عملکرد مدل در پیش‌بینی نتایج باید پارامترهای کمی و کیفی مختلفی بررسی گردد تا میزان تأثیرگذاری هر پارامتر و رودی روی نتایج به وضوح مشاهده شود از پارامترهای ضربیت تبیین، جذر میانگین مربعات خطأ و معیار آکائیک در ارزیابی کارایی روش‌ها استفاده شده است که روابط آن‌ها به صورت زیر می‌باشد.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (H_i - H_o)^2}{N}} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_o - H)^2}{\sum_{i=1}^N (H_o - \bar{H})^2} \quad (6)$$

$$AIC = m \times \ln(RMSE) + 2(Npar) \quad (7)$$

در روابط بالا پارامترها عبارتند از:  $N$ : تعداد داده‌ها،  $H_o$ : داده‌های مشاهداتی،  $\bar{H}$ : میانگین داده‌های مشاهداتی،  $H_i$ : داده‌های محاسباتی،  $m$ : تعداد پارامترها،  $Npar$ : تعداد داده‌های آموزش دیده می‌باشد.

## نتایج و بحث

### نتایج مدل‌سازی مدل ANFIS ساختارهای مختلف در هر یک از ترکیب‌های مختلف

جدول ۴- بهترین ساختار در ترکیب‌های مختلف مدل ANFIS برای چاه ۱

Table 4. The best structure for different combinations of ANFIS model for well No. 1

ترکیب	تابع عضویت	نوع Mf	تعداد تکرار	ضریب همبستگی	جزر میانگین مربعات خطأ	آزمون آزمون	آزمون آزمون	آزمون آزمون	آزمون آزمون
۱	Dsigmf	Constant	۳۰	۰/۷۳۲	۰/۰۶۲۹	۰/۰۳۳۴	۰/۰۶۲۹	۰/۰۳۳۴	۰/۰۶۲۹
۲	Pimf	Constant	۳۰	۰/۷۰۳	۰/۵۲۰	۰/۰۶۴۲	۰/۰۶۴۲	۰/۰۶۴۲	۰/۰۶۴۲
۳	Pimf	Constant	۳۰	۰/۶۸۹	۰/۴۱۲	۰/۰۶۵۵	۰/۰۶۵۵	۰/۰۶۵۵	۰/۰۶۵۵
۴	Pimf	Linear	۲۵	۰/۷۱۷	۰/۴۰۳	۰/۰۶۲۹	۰/۰۶۲۹	۰/۰۶۲۹	۰/۰۶۲۹
۵	Guassmf	Constant	۳۵	۰/۹۸۱	۰/۵۹۰	۰/۰۱۷۳	۰/۰۱۷۳	۰/۰۱۷۳	۰/۰۱۷۳
۶	Trapmf	Constant	۱۰	۰/۹۹۹	۰/۷۹۴	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۲۵
۷	Guass2mf	Linear	۱۵	۰/۹۵۶	۰/۷۷	۰/۰۲۶۵	۰/۰۲۶۵	۰/۰۲۶۵	۰/۰۲۶۵

۳ دارای بهترین عملکرد بوده است. براساس جدول (۵) ترکیب ۶ دارای نتایج بهتری برای چاه ۴ بوده سپس ترکیب ۷ یعنی اینکه استفاده از داده‌های تبخیر، دما و بارش باعث افزایش عملکرد مدل شده است چون ترکیب ۱ که از این پارامترها استفاده نشده بود عملکرد ضعیفتری نسبت به این دو نوع ترکیب نشان می‌دهد.

بهترین ساختار برای هر یک از ترکیب‌های هفت گانه برای هر یک از چاه‌های مشاهدهای در جدول (۵) ارائه شده است. با توجه به جدول (۵) برای چاه ۲ ترکیب نوع ۱ که از داده‌های سطح آب زیرزمینی استفاده شده است دارای بهترین عملکرد بوده است و این مطلب را مشخص می‌کند که داده سطح آب زیرزمینی پارامتر اصلی و تأثیرگذار در خروجی می‌باشد. با توجه به این جدول ساختار برتر ترکیب ۶ برای چاه

جدول ۵- بهترین ساختار در ترکیب‌های مختلف مدل ANFIS برای چاه‌های مختلف

Table 5. The best structure for different combinations of ANFIS model for defferent wells

چاه	ترکیب	تابع عضویت	نوع Mf	تعداد تکرار	ضریب همبستگی	جزر میانگین مریعات خطأ	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	۶	Trapmf	۶	۱۰	۰/۰۵۶۴	۰/۰۲۵	۰/۷۹۴	۰/۹۹۹	۰/۰۲۵	۰/۷۹۴	۰/۰۵۶۴
۲	۱	Dsigmf	۱	۳۰	۰/۰۱۷۶	۰/۰۰۹۹	۰/۹۴۳	۰/۹۹۲	۰/۰۰۹۹	۰/۹۴۳	۰/۰۱۷۶
۳	۶	Trapmf	۶	۵	۰/۰۳۱۳	۰/۰۲۲۳	۰/۸۵۷	۰/۹۶۵	۰/۰۲۲۳	۰/۸۵۷	۰/۰۳۱۳
۴	۶	Pimf	۶	۱۵	۰/۰۳۹۵	۰/۰۲۲۳	۰/۱۹	۰/۹۵۱	۰/۰۲۲۳	۰/۱۹	۰/۰۳۹۵
۵	۶	Guass2mf	۶	۱۰	۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۱۹	۰/۸۲۹	۰/۹۹۵	۰/۰۱۱۹	۰/۸۲۹	۰/۰۱۴۵

## نتایج مدل سازی با مدل ترکیبی

سیگنال اصلی پارامترهای ورودی با استفاده از تبدیل موجک به زیرسیگنال‌هایی تجزیه شد. این زیرسیگنال‌ها توسط کدنویسی در نرم‌افزار متلب به عدد تبدیل شده و به عنوان ورودی ANFIS مورد استفاده قرار گرفت تا مدل ترکیبی WANFIS ایجاد شد. در این مدل سازی علاوه بر بررسی توابع موجک مختلف، توابع عضویت مختلف نیز مورد بررسی قرار گرفت تا بهترین عملکرد مدل ترکیبی حاصل شود.

بر اساس جدول (۵) برای چاه ۶ نیز ترکیب ۶ دارای نتایج بهتری بوده یعنی استفاده از پارامترهای دما، بارش و تبخیر باعث افزایش عملکرد مدل شده است ولی هنگامی که با ترکیب ۷ که همین ۴ پارامتر ولی با تأخیر دو گام زمانی استفاده شده مقایسه می‌شود این نتیجه حاصل می‌شود که استفاده از تأخیر با یک گام زمانی دارای عملکرد بهتری می‌باشد. همانطوری که از بررسی معیارهای ارزیابی برای بهترین ساختار هر یک از ترکیب‌های هفت‌گانه برای چاه‌های مختلف مشخص شد تابع عضویت، نوع Trapmf دارای بهترین عملکرد بوده است.

جدول ۶- نتایج WANFIS برای موجک‌های مختلف برای چاه‌های مختلف

Table 6. Results of WANFIS model for different wavelets for different wells

چاه	نوع موجک	درجه تجزیه	تابع عضویت	تعداد تکرار	ضریب همبستگی	جزر میانگین مریعات خطأ	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
۱	Db4	۳	Trapmf	۵	۰/۰۲۵۷	۰/۰۲۶۶	۰/۹۳۳	۰/۹۵۶	۰/۰۲۶۶	۰/۹۳۳	۰/۰۲۵۷
۲	Db4	۲	Pimf	۱۵	۰/۰۱۱۶	۰/۰۱۳۲	۰/۹۸۱	۰/۹۸۶	۰/۰۱۳۲	۰/۹۸۱	۰/۰۱۱۶
۳	Db2	۲	Dsigmf	۲۰	۰/۰۱۵۶	۰/۰۱۲۱	۰/۹۵۲	۰/۹۹۱	۰/۰۱۲۱	۰/۹۵۲	۰/۰۱۵۶
۴	Coif1	۳	Guass2mf	۱۵	۰/۰۳۳۴	۰/۰۱۸۲	۰/۹۴۳	۰/۹۷۰	۰/۰۱۸۲	۰/۹۴۳	۰/۰۳۳۴
۵	Coif1	۲	Gbellmf	۱۰	۰/۰۰۹۴	۰/۰۱۹۰	۰/۹۵۵	۰/۹۸۶	۰/۰۱۹۰	۰/۹۵۵	۰/۰۰۹۴

با توجه به بهترین ساختار هر یک از مدل‌های استفاده شده که در جدول (۷) مشخص می‌باشد. مدل ترکیبی WANFIS نسبت به مدل ANFIS عملکرد بهتری داشته و این به دلیل این است که از قبل روی داده‌ها پردازش صورت می‌گیرد و داده‌ها دسته‌بندی شده و با فرکانس‌های مختلف وارد ANFIS می‌شوند.

نتایج حاصل از مدل سازی با مدل ترکیبی به ازای توابع موجک مختلف برای درجه‌های تجزیه مختلف در جدول (۶) ارائه شده است. با توجه به جدول (۶) در تمامی سطوح تجزیه، برای چاه ۱ و ۲ موجک مادر Db4، برای چاه ۴ و ۵ موجک مادر Coif1 و برای چاه ۳ موجک مادر Db2 عملکرد بهتری داشته و به عنوان موجک‌های برتر شناخته می‌شوند. مقایسه مدل‌های مختلف

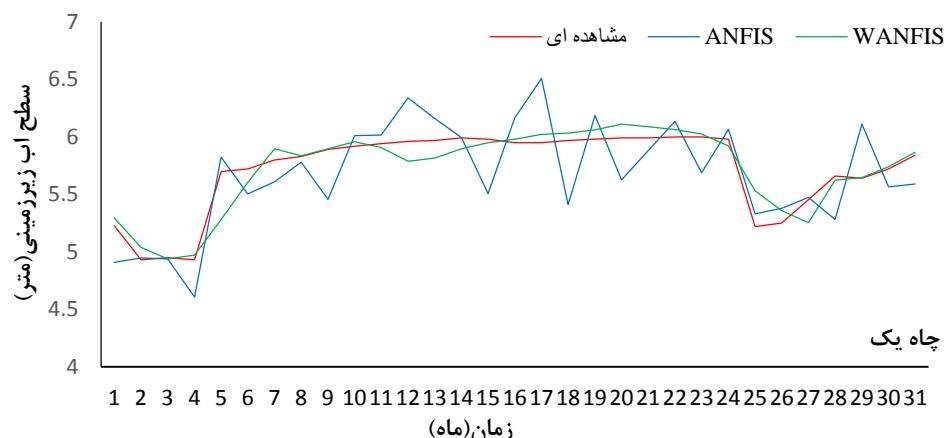
جدول ۷- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف

Table 7. Comparison of results obtained by different models

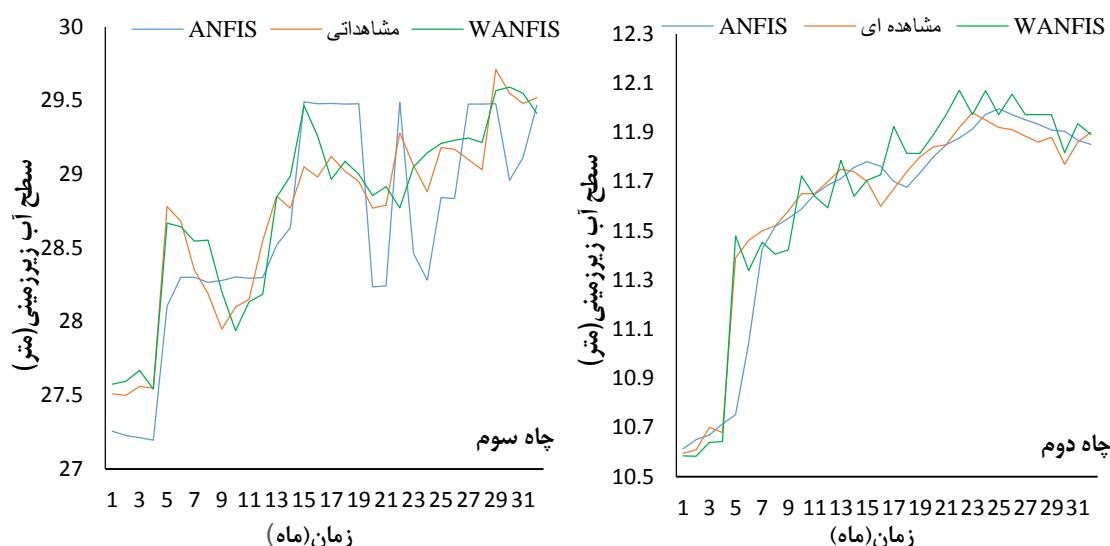
مدل	نام چاه	آموزش	آزمون	ضریب آکائیک	آزمون	آموزش	آزمون	آزمون	آموزش	آزمون	ضریب همبستگی	جزر میانگین مریعات خطأ	آزمون	آموزش
ANFIS	۱	۱۴۴/۱۳	۴۱/۰۰	۱	۰/۰۵۶۴	۰/۰۰۲۵	۰/۷۹۴	۰/۹۹۹	۰/۰۰۲۵	۰/۷۹۴	۰/۰۵۶۴			
WANFIS	۱	۱۳۳/۹۵	۳/۴۲	۱	۰/۰۲۵۷	۰/۰۲۶۶	۰/۹۳۳	۰/۹۵۶	۰/۰۲۶۶	۰/۹۳۳	۰/۰۲۵۷			
ANFIS	۲	۱۷۸/۱۷	۵۱/۸	۲	۰/۰۱۷۶	۰/۰۰۹۹	۰/۹۴۳	۰/۹۹۲	۰/۰۰۹۹	۰/۹۴۳	۰/۰۱۷۶			
WANFIS	۲	۱۰۵/۳۸	۲۵/۱۶	۲	۰/۱۱۶	۰/۰۱۳۲	۰/۹۸۱	۰/۹۸۶	۰/۰۱۳۲	۰/۹۸۱	۰/۱۱۶			
ANFIS	۳	۱۶۱/۹۴	۲۶/۳۰	۳	۰/۰۳۱۳	۰/۰۲۲۳	۰/۸۵۷	۰/۹۶۵	۰/۰۲۲۳	۰/۸۵۷	۰/۰۳۱۳			
WANFIS	۳	۱۵۶/۵۷	۳۰/۷۴	۳	۰/۰۱۵۶	۰/۰۱۲۱	۰/۹۵۲	۰/۹۹۱	۰/۰۱۲۱	۰/۹۵۲	۰/۰۱۵۶			
ANFIS	۴	۱۶۱/۹۰	۳۸/۱۵	۴	۰/۰۳۹۵	۰/۰۲۲۳	۰/۱۹	۰/۹۵۱	۰/۰۲۲۳	۰/۱۹	۰/۰۳۹۵			
WANFIS	۴	۱۲۷/۸۷	۳/۹۵	۴	۰/۰۲۳۴	۰/۰۱۸۲	۰/۹۴۳	۰/۹۷۰	۰/۰۱۸۲	۰/۹۴۳	۰/۰۲۳۴			
ANFIS	۵	۱۷۸/۷۰	۵۱/۳۰	۵	۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۱۹	۰/۸۲۹	۰/۹۹۵	۰/۰۱۱۹	۰/۸۲۹	۰/۰۱۴۵			
WANFIS	۵	۱۴۴/۴۴	۷/۹۹	۵	۰/۰۰۹۴	۰/۰۱۹۰	۰/۹۵۵	۰/۹۸۶	۰/۰۱۹۰	۰/۹۵۵	۰/۰۰۹۴			

می‌شود که مدل ترکیبی در تمامی چاه‌ها دارای جذر میانگین مربعات خطأ کمتر بوده و در نتیجه عملکرد بهتری داشته است. براساس معیار آکائیک مشاهده می‌شود که مدل ترکیبی در تمامی چاه‌ها دارای معیار آکائیک کمتر بوده و به عنوان مدل برتر شناخته می‌شود. شکل (۵) نیز مقایسه نتایج حاصل از ۲ مدل استفاده شده برای چاه ۱ و شکل (۶) مقایسه مدل‌های مختلف برای چاه‌های ۲ تا ۵ را نشان می‌دهد.

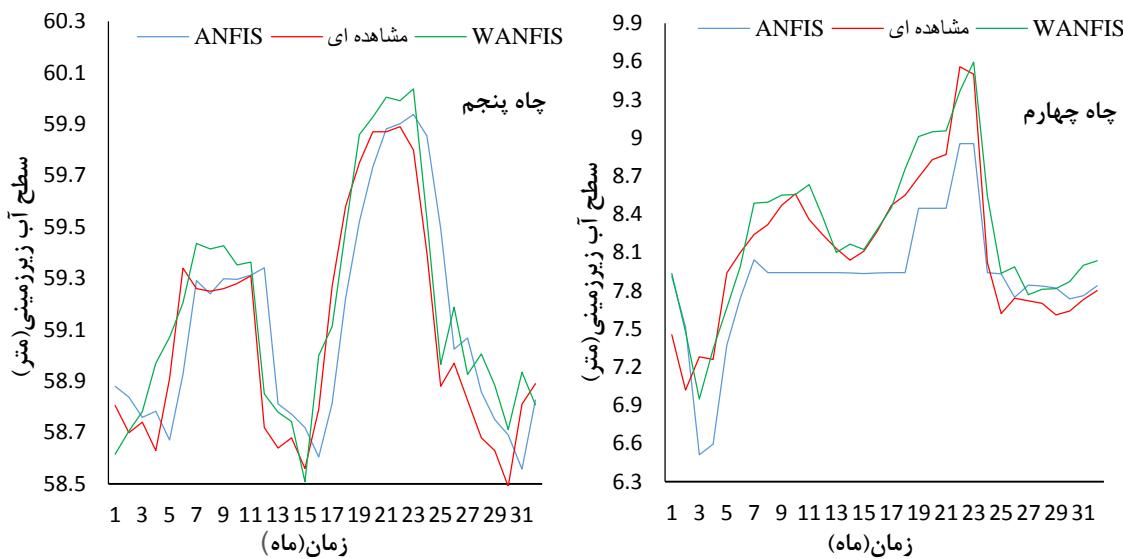
با توجه به جدول فوق در تمامی چاه‌های مشاهده‌ای عملکرد مدل ترکیبی نسبت به ANFIS بهتر بوده است. به طوری که در چاه ۱ استفاده از مدل ترکیبی باعث بهبود عملکرد به میزان ۱۴ درصد، در چاه ۲ به میزان ۴ درصد، در چاه ۳ به میزان ۱۰ درصد، چاه ۴ به میزان ۱۲ درصد و در چاه ۵ به میزان ۱۳ درصد افزایش ضریب همبستگی مشاهده شده است. با توجه به پارامتر جذر میانگین مربعات خطأ نیز مشاهده



شکل ۵- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف- مرحله آزمون- چاه ۱  
Figure 5. Comparison of results obtained by different models, test stage, well No.1



شکل ۶- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف- مرحله آزمون- چاه‌های ۲ تا ۵  
Figure 6. Comparison of results obtained by different models, test stage, wells No.1 to 4



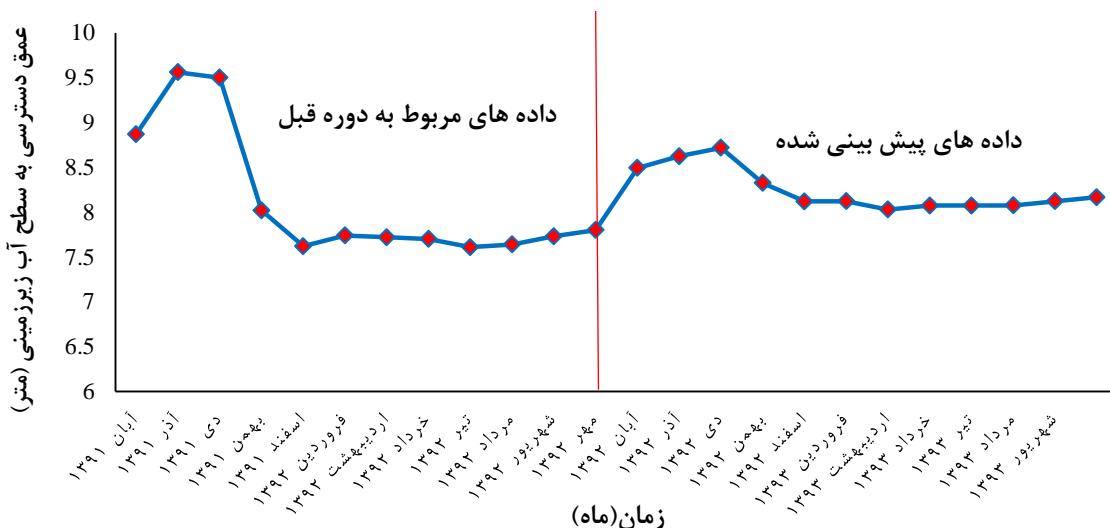
ادامه شکل ۶- مقایسه نتایج حاصل از مدل‌های مختلف- مرحله آزمون- چاه‌های ۲ تا ۵

Cotinued Figure 6. Comparison of results obtained by different models, test stage, wells No.1 to 4

شهریور ۱۳۹۳ در شکل (۵) برای چاه ۴ به عنوان نمونه ارائه شده است. برای بررسی روند تغییر سطح آب زیرزمینی در شکل (۵) مقادیر سطح آب زیرزمینی از مهر ۱۳۹۱ به بعد آورده شده است. با بررسی شکل (۵) مشاهده می‌شود که علی‌رغم وجود نوسانات بسیار در طول سال، عمق دسترسی به آب زیرزمینی در حال افزایش است و افزایش حدود یک متر در یکسال می‌تواند به عنوان یک هشدار جدی برای سازمان آب منطقه‌ای بوشهر و ارگان‌های مربوطه باشد. چون علاوه‌بر اثر این کاهش بر روی منابع آبی به شدت بر روی محیط زیست منطقه نیز اثرات شدیدی خواهد داشت. با توجه به مقادیر بارندگی این منطقه علت اصلی افزایش عمق دسترسی به آب زیرزمینی مربوط به برداشت بیش از حد از چاه‌های آب زیرزمینی منطقه می‌باشد.

همان‌طوری که در شکل‌های فوق مشخص است مدل ترکیبی در برآورده مقدار حداکثر و حداقل سطح آب زیرزمینی نسبت به مدل ANFIS عملکرد بهتری داشته است. همچنین مشاهده می‌شود که مقادیر برآورده مدل ترکیبی به مقادیر مشاهده‌ای نزدیک بوده و این مطلب را می‌رساند که از مدل ترکیبی می‌توان برای پیش‌بینی مقادیر آتی سطح آب زیرزمینی بھره برد. همچنین نتایج این تحقیق با نتایج موسوی و همکاران (۹) مبنی بر عملکرد بهتر مدل WANFIS منطبق می‌باشد.

**پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با مدل برتر**  
بعد از بررسی مدل‌های مختلف مشخص شد که مدل ترکیبی WANFIS مدل برتر بوده به همین دلیل با تعیین بهینه پارامترهای مدل اقدام به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی شد. نتایج پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از مهر ۱۳۹۲ تا



شکل ۷- نتایج حاصل از پیش‌بینی و بررسی روند سطح آب زیرزمینی چاه ۴ (از مهر ۱۳۹۲ تا شهریور ۱۳۹۳)  
Figure 7. Results of obtained by prediction and check trend groundwater for well No.4 (October 2013 to September 2014)

درصدی عملکرد شده است. بررسی ساختارهای مختلف و آنالیز حساسیت نشان داد که از بین پارامترهای استفاده شده در این تحقیق پارامتر سطح آب زیرزمینی دارای بیشترین اهمیت و سپس پارامترهای بارش، تبخیر و دما در مرحله بعدی اهمیت قرار دارند. با توجه به استفاده از توابع عضویت مختلف برای بدست آوردن نتایج بهتر، مشخص شد که دو نوع Trapmf و Trimf دارای بهترین عملکرد بوده‌اند. با توجه به نتایج، عمق دسترسی به آب زیرزمینی در حال افزایش می‌باشد که این امر با توجه به بحران آب در کشور، باید پیش از پیش مورد توجه مسؤولین استان بوشهر قرار گیرد.

در این تحقیق از مدل‌های ANFIS و WANFIS برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ۵ چاه مشاهده‌ای در حوضه دالکی استان بوشهر در دوره زمانی ماهانه استفاده شد. آزمایش موجک‌های مختلف نشان داد که موجک‌های Db4 و Coif1 دارای جواب‌های مناسبی می‌باشند. براساس معیahu ارزیابی در این تحقیق مدل WANFIS نسبت به مدل ANFIS دارای عملکرد بهتری بود. مقایسه نتایج حاصل از مدل‌سازی ماهانه حاکی از این است که استفاده از تبدیلات موجک در حالت ماهانه در بدترین شرایط، باعث افزایش ۱۴ درصدی عملکرد و در بهترین حالت باعث افزایش

## منابع

- Adamowski, J. and H.F. Chan. 2011. A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology*, 407(1-4): 28-40.
- Afruzi, A., Zare Abyaneh, H. 2017. Groundwater Level Modeling and Forecasting using the Time Series Models (Case Study: The Plains of Hamadan Province). *Journal of Watershed Management Research*, 8(15): 102-111 (In Persian).
- Ebrahimi, H., T. Rajaei. 2017. Simulation of groundwater level variations using wavelet combined with neural network, linear regression and support vector machine. *Global and Planetary Change*, 148:181-191.
- Fallah-Mehdipour, E., O. Bozorg Haddad and M.A. Mariño. 2013. Prediction and simulation of monthly groundwater levels by genetic programming. *Journal of Hydro-Environment Research*, 7(4): 253-260.
- Izadi, A., K. Davari, A. Alizadeh, B. Ghahreman, V. Haghayeghi and S.A. Moghaddam. 2007. Estimation groundwater Level Using Artificial Neural Network. *Irrigation and Drainage Journal of Iran*, 71(2): 1-59 (In Persian).
- Jang, J.S.R., C.T. Sun, E. Mizutani. 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice-Hall International, New Jersey.
- Kişi, Ö. 2009. Evolutionary fuzzy models for river suspended sediment concentration estimation. *Journal of Hydrology*, 372(1-4): 68-79.
- Mallat, S.G. 1998. A wavelet tour of signal processing, San Diego, 123 pp.
- Moosavi, V., M. Vafakhah, B. Shirmohammadi and M. Ranjbar. 2014. Optimization of Wavelet-ANFIS and Wavelet-ANN Hybrid Models by Taguchi Method for Groundwater Level Forecasting. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 39: 1785-1796.
- Nakhai, M., A. Saberi Nasr and R. Farajzadeh. 2011. Advantages of Neural-Wavelet Network in Forecasting of Groundwater Fluctuations. Fourth Conference of Iranian Water Resources Management. Amirkabir University of Technology Tehran, (In Persian).
- Nayak, P., Y.R. Satyaji Rao and K.P. Sudheer. 2006. Groundwater Level Forecasting in a Shallow Aquifer Using Artificial Neural Network Approach. *Water Resources Management*, 20: 77-90.
- Nayak, P.C., K.P. Sudheer, D.M. Rangan and K.S. Ramasastri. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291(1-2): 52-66.
- Nourani, V., A. Asghari Mogaddam and A.O. Naderi. 2008. An ANN-based model for spatiotemporal groundwater level forecasting. *Hydrological Processes*, 22: 5054-5066.
- Nourani, V., M. Komasi and A. Mano. 2009. A Multivariate ANN-Wavelet Approach for Rainfall-Runoff Modeling. *Water Resources Management*, 23: 2877-2894.
- Nourani, V. and S. Mousavi. 2016. Spatiotemporal groundwater level modeling using hybrid artificial intelligence-meshless method. *Journal of Hydrology*, 536: 10-25.
- Rajai, T. and A. Zenivand. 2014. Modeling groundwater level using a wavelet hybrid model-artificial neural network (case study: Sharif Abad plain). *Civil Engineering and Environment Journal*, 44(3): 77: 63-51 (In Persian).
- Ramezani-Charmahineh, A. and M. Zounemat-Kermani. 2017. Evaluation of the Efficiency of Support Vector Regression, Multi-Layer Perceptron Neural Network and Multivariate Linear Regression on Groundwater Level Prediction (Case Study: Shahrekord Plain). *Journal of Watershed Management Research*, 8(15): 1-12 (In Persian).
- Riad, S., J. Mania, L. Bouchaou and Y. Najjar. 2004. Rainfall-runoff model usingan artificial neural network approach. *Mathematical and Computer Modelling*, 40(7-8): 839-846.
- Shiri, J., Ö. Kişi, H. Yoon, K.K. Lee and A. Hossein Nazemi. 2013. Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications-A comparative study among soft computing techniques. *Computers & Geosciences*, 56(0): 32-44.
- Solgi, A. 2014. Predict river flow with hybrid model wavelet-artificial neural network and compaction it with adaptive neuro fuzzy inference system and artificial neural network (case study: Nahavand Gamasiyab river). M.Sc.Thesis, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran, 164 pp (In Persian).
- Suryanarayana, C., C. Sudheer, V. Mahammad and B.K. Panigrahi. 2014. An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam, India. *Neurocomputing*, 145: 324-335.
- Toolbox of the MATLAB software, R2013a.
- Wang, W. and J. Ding. 2003. Wavelet Network Model and Its Application to the Prediction of Hydrology. *Natureand Science*, 1(1): 67-71.
- Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy Sets. *Information and control*, 8(3): 338-353.

## Evaluation of Combined ANFIS with Wavelet Transform to Modeling and Forecasting Groundwater Level

**Ali Eskandari<sup>1</sup>, Farshad Faramarzyan Yasuj<sup>2</sup>, Abazar Solgi<sup>3</sup> and Heidar Zarei<sup>4</sup>**

1- Instructor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Islamic Azad University of Bushehr, Iran.  
2- Graduated MSc. Student, Department of Irrigation and Drainage, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.

3- Corresponding author, Ph.D. Student, Department of Water Resources Engineering, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran (Corresponding author: abazar\_solgi@yahoo.com).

4- Associate Professor, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Iran.

Received: December 19, 2017 Accepted: May 29, 2018

### Abstract

One of the most important factors, in a good management in any field, is having a proper perspective of the upcoming events. There is no exception in water resources management and the environment and awareness of the condition of water resources, in an area, plays a decisive role for planning water and agriculture. In this study, the Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) was used for the monthly forecast of Dalaki Basin groundwater levels in the province Bushehr in a 12-year period (2002- 2013). In order to improve the results of the model, the wavelet transform was used and the original signal was decomposed to sub-signals. Then, sub-signals were entered, as input, into ANFIS model to obtain the hybrid model, Wavelet-Adaptive Neural Fuzzy Inference System (WANFIS). To forecast the groundwater level of five observed wells has been used, using groundwater levels, precipitation, evaporation, and temperature. Results showed that hybrid model, WANFIS, has better performance than ANFIS model. Also, it was showed that hybrid model has better performance in estimate extreme points. So, this method, using wavelet theory, increased the performance by 14%. At the end, groundwater levels were estimated by the best model in a year. The results of the predicted groundwater levels showed that the increase of having access to groundwater in the Dalaki area. This problem is noted to authorities of the area regarding the effects on water resources and the environment of the area.

**Keyword:** Hybrid model, Wavelet Transform, Groundwater Level, Dalaki basin, Modeling and Forecasting